

Extracción automática de argumentos en textos de opinión en la prensa cubana

Luis Ernesto Ibarra Vázquez

Universidad de La Habana

13 de diciembre del 2022



Argumentación

Argumentación

Es una actividad verbal, social y racional destinada a convencer a un crítico razonable de la aceptabilidad de un punto de vista mediante la presentación de una constelación de proposiciones que justifican o refutan la proposición expresada en el punto de vista.

Argumentación

Argumentación

Es una actividad verbal, social y racional destinada a convencer a un crítico razonable de la aceptabilidad de un punto de vista mediante la presentación de una constelación de proposiciones que justifican o refutan la proposición expresada en el punto de vista.

Importancia

Argumentación

Argumentación

Es una actividad verbal, social y racional destinada a convencer a un crítico razonable de la aceptabilidad de un punto de vista mediante la presentación de una constelación de proposiciones que justifican o refutan la proposición expresada en el punto de vista.

Importancia

- Obtener puntos de vista en los textos, obteniendo información sobre los argumentos principales utilizados.

Argumentación

Argumentación

Es una actividad verbal, social y racional destinada a convencer a un crítico razonable de la aceptabilidad de un punto de vista mediante la presentación de una constelación de proposiciones que justifican o refutan la proposición expresada en el punto de vista.

Importancia

- Obtener puntos de vista en los textos, obteniendo información sobre los argumentos principales utilizados.
- Detectar sobre qué se basan las justificación de afirmaciones.

Extracción de argumentos

Extracción de Argumentos

Extracción de argumentos

Extracción de Argumentos

Es la rama del Procesamiento de Lenguaje Natural encargada del estudio de métodos para la extracción automática de las **estructuras argumentativas** de los textos y su posterior procesamiento.

Extracción de argumentos

Extracción de Argumentos

Es la rama del Procesamiento de Lenguaje Natural encargada del estudio de métodos para la extracción automática de las **estructuras argumentativas** de los textos y su posterior procesamiento.

Estructuras Argumentativas

Extracción de argumentos

Extracción de Argumentos

Es la rama del Procesamiento de Lenguaje Natural encargada del estudio de métodos para la extracción automática de las **estructuras argumentativas** de los textos y su posterior procesamiento.

Estructuras Argumentativas

- Unidades de discurso argumentativas (UDA).

Extracción de argumentos

Extracción de Argumentos

Es la rama del Procesamiento de Lenguaje Natural encargada del estudio de métodos para la extracción automática de las **estructuras argumentativas** de los textos y su posterior procesamiento.

Estructuras Argumentativas

- Unidades de discurso argumentativas (UDA).
- Relaciones entre las UDAs.

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

En primer lugar, el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna. Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado.

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

1 Extracción de las UDAs.

En primer lugar, el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna. Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado.

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

1 Extracción de las UDAs.

En primer lugar, **[el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna]**. Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado.

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

1 Extracción de las UDAs.

En primer lugar, **[el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna].** **[Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado].**

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

- 1 Extracción de las UDAs.
- 2 Clasificación de las UDAs.

En primer lugar, **[el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna].** **[Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado].**

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

- 1 Extracción de las UDAs.
- 2 Clasificación de las UDAs.

En primer lugar, [el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna]_{Afirmación}. [Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado].

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

- 1 Extracción de las UDAs.
- 2 Clasificación de las UDAs.

En primer lugar, [**el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna**]_{Afirmación}. [**Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado**]_{Premisa}.

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

- 1 Extracción de las UDAs.
- 2 Clasificación de las UDAs.
- 3 Extracción de las relaciones entre las UDAs.

En primer lugar, **[el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna]**_{Afirmación}. **[Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado]**_{Premisa}.

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

- 1 Extracción de las UDAs.
- 2 Clasificación de las UDAs.
- 3 Extracción de las relaciones entre las UDAs.

En primer lugar, [el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna]_{Afirmación}. [Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado]_{Premisa}, -1.

Tareas de la extracción de argumentos

Tareas de extracción de argumentos

- 1 Extracción de las UDAs.
- 2 Clasificación de las UDAs.
- 3 Extracción de las relaciones entre las UDAs.
- 4 Clasificación de las relaciones entre las UDAs.

En primer lugar, **[el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna]**_{Afirmación}. **[Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado]**_{Premisa}, -1.

Tareas de la extracción de argumentos

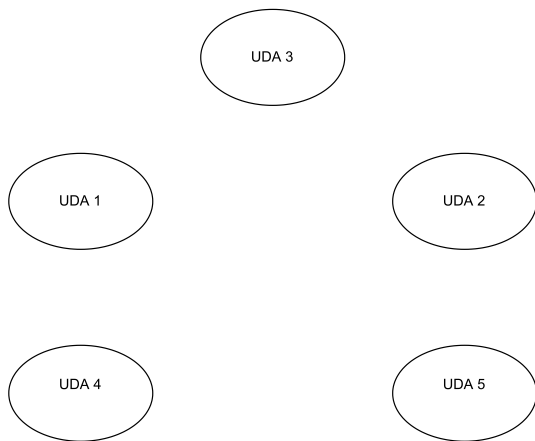
Tareas de extracción de argumentos

- 1 Extracción de las UDAs.
- 2 Clasificación de las UDAs.
- 3 Extracción de las relaciones entre las UDAs.
- 4 Clasificación de las relaciones entre las UDAs.

En primer lugar, **[el correo electrónico puede contar como uno de los resultados más beneficiosos de la tecnología moderna]**_{Afirmación}. **[Años atrás, las personas pagaban gran cantidad de dinero para enviar sus cartas y sus pagos estaban sujetos al peso de sus cartas o paquetes y muchos accidentes podrían causar problemas que causarían que el correo no fuera enviado]**_{Premisa}, -1, apoyo.

Estructuras argumentativas como grafo

Extracción de las UDAs:

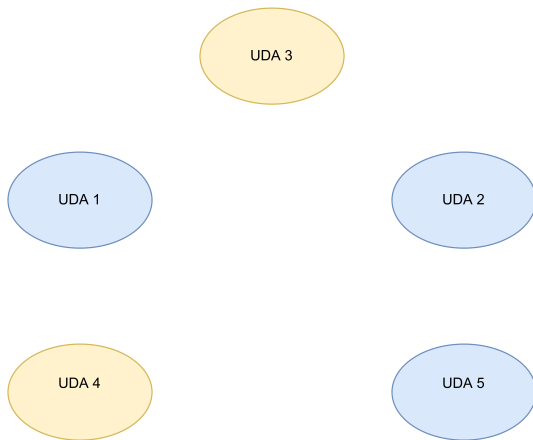


Estructuras argumentativas como grafo

Clasificación de las UDAs:

 Afirmación

 Premisa

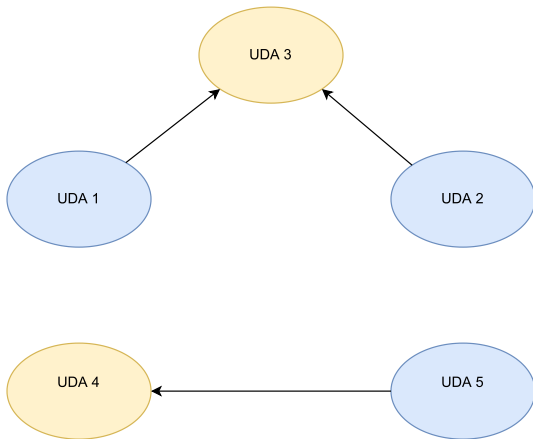


Estructuras argumentativas como grafo

Extracción de las relaciones entre las UDAs:

 Afirmación

 Premisa



Estructuras argumentativas como grafo

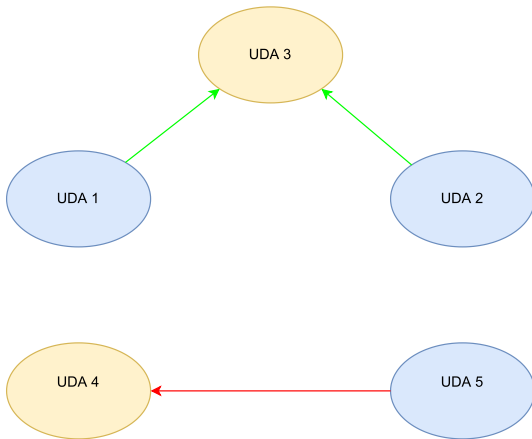
Clasificación de las relaciones entre las UDAs:

 Afirmación

 Premisa

 Apoyo

 Ataque



Objetivos y propuesta

Objetivo

Objetivos y propuesta

Objetivo

Proponer un algoritmo para la extracción y análisis de estructuras argumentativas en textos de la prensa cubana.

Objetivos y propuesta

Objetivo

Proponer un algoritmo para la extracción y análisis de estructuras argumentativas en textos de la prensa cubana.

Propuesta

Objetivos y propuesta

Objetivo

Proponer un algoritmo para la extracción y análisis de estructuras argumentativas en textos de la prensa cubana.

Propuesta

- Dos modelos de aprendizaje profundo para:

Objetivos y propuesta

Objetivo

Proponer un algoritmo para la extracción y análisis de estructuras argumentativas en textos de la prensa cubana.

Propuesta

- Dos modelos de aprendizaje profundo para:
 - ① Extracción y clasificación de UDAs.

Objetivos y propuesta

Objetivo

Proponer un algoritmo para la extracción y análisis de estructuras argumentativas en textos de la prensa cubana.

Propuesta

- Dos modelos de aprendizaje profundo para:
 - 1 Extracción y clasificación de UDAs.
 - 2 Extracción y clasificación de relaciones.

Objetivos y propuesta

Objetivo

Proponer un algoritmo para la extracción y análisis de estructuras argumentativas en textos de la prensa cubana.

Propuesta

- Dos modelos de aprendizaje profundo para:
 - 1 Extracción y clasificación de UDAs.
 - 2 Extracción y clasificación de relaciones.
- Proyección de conjuntos de datos al español para el entrenamiento de los modelos propuestos.

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

En
primer
lugar
,
el
correo
electrónico
...
de
la
tecnología
moderna
.

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

- B: Inicio de segmento.

En
primer
lugar
,
el
correo
electrónico
...
de
la
tecnología
moderna
.

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

- B: Inicio de segmento.
- I: Dentro del segmento.

En
primer
lugar
,
el
correo
electrónico
...
de
la
tecnología
moderna
.

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

- B: Inicio de segmento.
- I: Dentro del segmento.
- E: Final del segmento.

En
primer
lugar
,
el
correo
electrónico
...
de
la
tecnología
moderna
.

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

- B: Inicio de segmento.
- I: Dentro del segmento.
- E: Final del segmento.
- S: Segmento de un elemento.

En
primer
lugar
,
el
correo
electrónico
...
de
la
tecnología
moderna
.

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

- B: Inicio de segmento.
- I: Dentro del segmento.
- E: Final del segmento.
- S: Segmento de un elemento.
- O: Afuera del segmento.

En
primer
lugar
,
el
correo
electrónico
...
de
la
tecnología
moderna
.

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

- B: Inicio de segmento.
- I: Dentro del segmento.
- E: Final del segmento.
- S: Segmento de un elemento.
- O: Afuera del segmento.

En	O
primer	O
lugar	O
,	O
el	B
correo	I
electrónico	I
...	...
de	I
la	I
tecnología	I
moderna	E
.	O

Modelación del problema de segmentación y clasificación de UDAs

- B: Inicio de segmento.
- I: Dentro del segmento.
- E: Final del segmento.
- S: Segmento de un elemento.
- O: Afuera del segmento.

En	O
primer	O
lugar	O
,	O
el	B-Afirmación
correo	I-Afirmación
electrónico	I-Afirmación
...	...
de	I-Afirmación
la	I-Afirmación
tecnología	I-Afirmación
moderna	E-Afirmación
.	O

Segmentación y clasificación de UDAs

Texto

Segmentación y clasificación de UDAs

Texto



Procesamiento de entrada:

- Tokenización.
- Anotación de las partes de la oración.
- *Embeddings*.

Segmentación y clasificación de UDAs

Texto

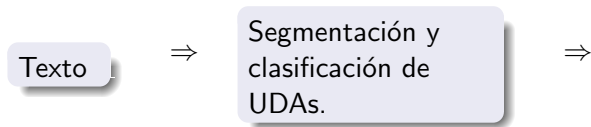


Segmentación y
clasificación de
UDAs.

Procesamiento de entrada:

- Tokenización.
- Anotación de las partes de la oración.
- *Embeddings*.

Segmentación y clasificación de UDAs



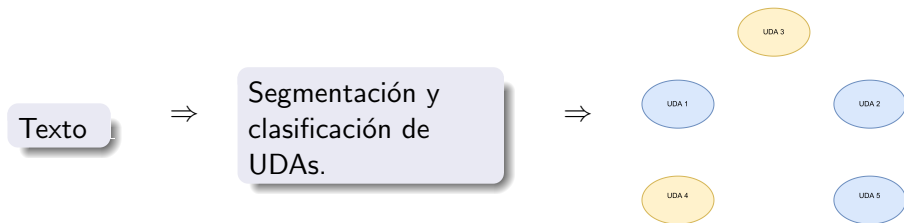
Procesamiento de entrada:

- Tokenización.
- Anotación de las partes de la oración.
- *Embeddings*.

Procesamiento de salida:

- Arreglar el formato BIOES de las secuencias.
- Asignar una sola clasificación a cada segmento.

Segmentación y clasificación de UDAs



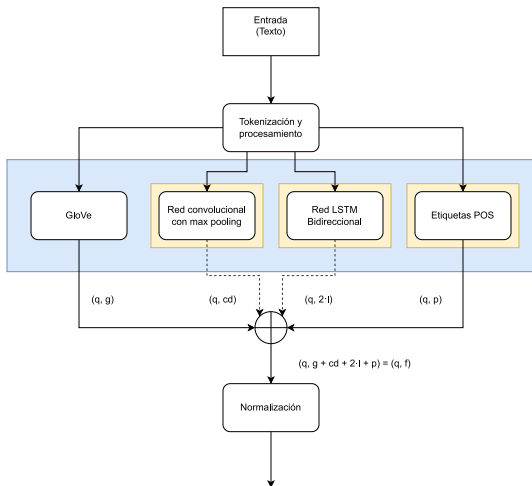
Procesamiento de entrada:

- Tokenización.
- Anotación de las partes de la oración.
- *Embeddings*.

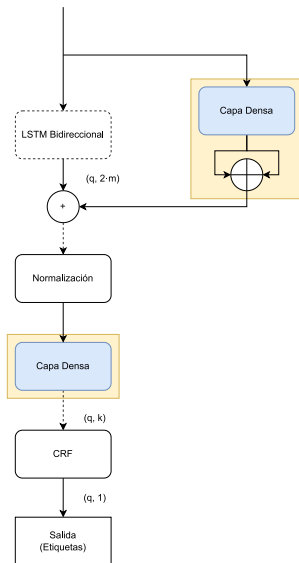
Procesamiento de salida:

- Arreglar el formato BIOES de las secuencias.
- Asignar una sola clasificación a cada segmento.

Modelo de segmentación y clasificación de UDAs



Modelo de segmentación y clasificación de UDAs



Modelación del problema de extracción y clasificación de realciones

Modelación del problema de extracción y clasificación de reacciones

- UDA1
- UDA2
- UDA3

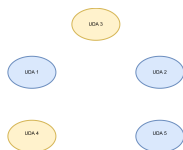
Modelación del problema de extracción y clasificación de reacciones

- UDA1
- UDA2
- UDA3
- (UDA1, UDA2)
- (UDA1, UDA3)
- (UDA2, UDA1)
- (UDA2, UDA3)
- (UDA3, UDA1)
- (UDA3, UDA2)

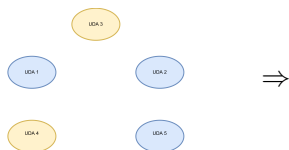
Modelación del problema de extracción y clasificación de realciones

- UDA1
- UDA2
- UDA3
- (UDA1, UDA2)
- (UDA1, UDA3)
- (UDA2, UDA1)
- (UDA2, UDA3)
- (UDA3, UDA1)
- (UDA3, UDA2)
- No Relacionado
- No Relacionado
- Apoyo
- No Relacionado
- Ataque
- Ataque

Extracción y clasificación de relaciones



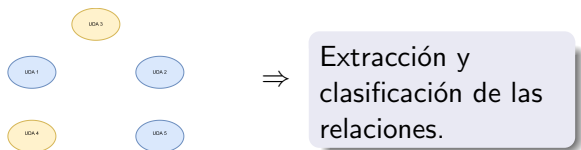
Extracción y clasificación de relaciones



Procesamiento de entrada:

- Creación de tuplas conteniendo la UDA fuente y la UDA objetivo y distancia argumentativa.
- Tokenización.
- *Embeddings*.

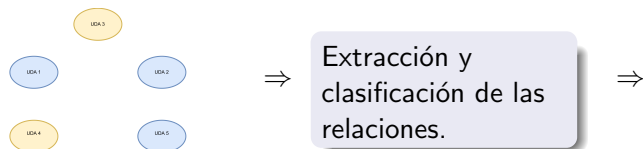
Extracción y clasificación de relaciones



Procesamiento de entrada:

- Creación de tuplas conteniendo la UDA fuente y la UDA objetivo y distancia argumentativa.
- Tokenización.
- *Embeddings*.

Extracción y clasificación de relaciones



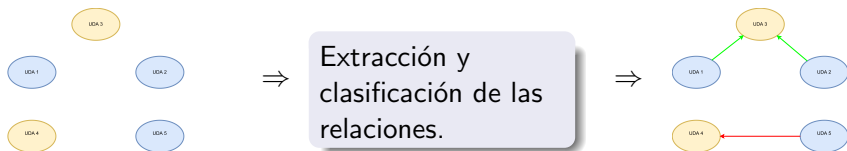
Procesamiento de entrada:

- Creación de tuplas conteniendo la UDA fuente y la UDA objetivo y distancia argumentativa.
- Tokenización.
- *Embeddings*.

Procesamiento de salida:

- Asignar etiqueta a la relación en dependencia del resultado.

Extracción y clasificación de relaciones



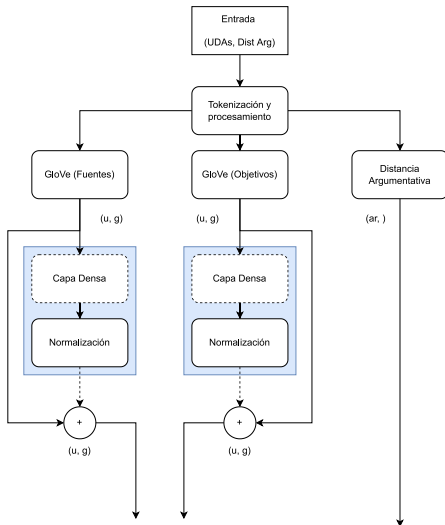
Procesamiento de entrada:

- Creación de tuplas conteniendo la UDA fuente y la UDA objetivo y distancia argumentativa.
- Tokenización.
- *Embeddings*.

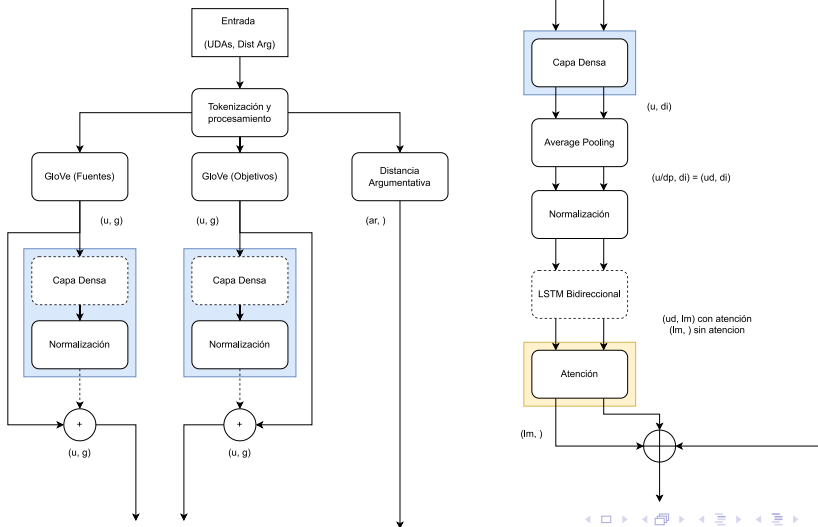
Procesamiento de salida:

- Asignar etiqueta a la relación en dependencia del resultado.

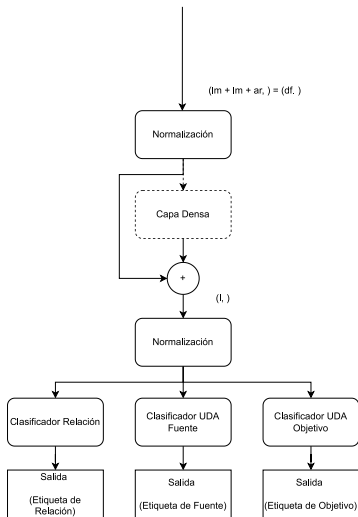
Modelo de extracción y clasificación de relaciones



Modelo de extracción y clasificación de relaciones



Modelo de extracción y clasificación de relaciones



Conjuntos de datos

Conjuntos de datos:

- Cartas a la Dirección.

Conjuntos de datos

Conjuntos de datos:

- Cartas a la Dirección.
- Ensayos Argumentativos.

Características:

- Documentos: 286 textos argumentativos escritos por estudiantes sobre temáticas diferentes.
- Segmentado por: Cláusula.
- Clasificación de UDAs: *Major claim* (12%), *claim* (25%) y *premise* (63%).
- Clasificación de relaciones: *Attack* (6%) y *support* (94%).

Conjuntos de datos

Conjuntos de datos:

- Cartas a la Dirección.
- Ensayos Argumentativos.
- Cornell eRulemaking Corpus (CDCP).

Características:

- Documentos: 731 comentarios escritos por usuarios en un sitio web.
- Segmentado por: Oración.
- Clasificación de UDAs: *Policy* (17%), *value* (45%), *fact* (16%), *testimony* (21%) y *reference* (1%).
- Clasificación de relaciones: *Reason* (97%) y *evidence* (3%).

Conjuntos de datos

Conjuntos de datos:

- Cartas a la Dirección.
- Ensayos Argumentativos.
- Cornell eRulemaking Corpus (CDCP).
- Abstracts Randomized Control Trials (AbsTRCT).

Características:

- Documentos: 500 resúmenes sobre investigaciones de enfermedades.
- Segmentado por: Oración.
- Clasificación de UDAs: *Major claim* (3%), *claim* (30%) y *premise* (67%).
- Clasificación de relaciones: *Support* (85%), *partial-attack* (12%) y *attack* (3%).

Selección del modelo

Selección del modelo

Métricas

Selección del modelo

Métricas

- Macro F1.

Selección del modelo

Métricas

- Macro F1.
- *Accuracy.*

Selección del modelo

Métricas

- Macro F1.
- *Accuracy*.
- 100%F1 y 50%F1.

Selección del modelo

Métricas

- Macro F1.
- *Accuracy*.
- 100%F1 y 50%F1.

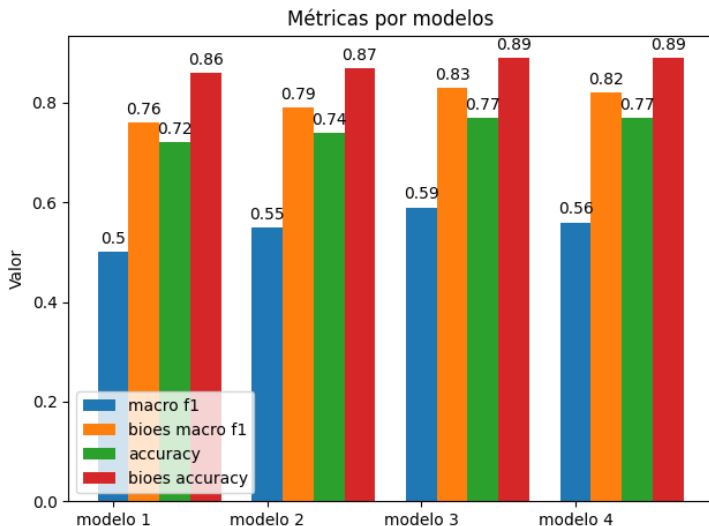
Todas estas medidas oscilan entre 0 y 1 donde 1 es el mejor resultado posible.

Selección del modelo de segmentación

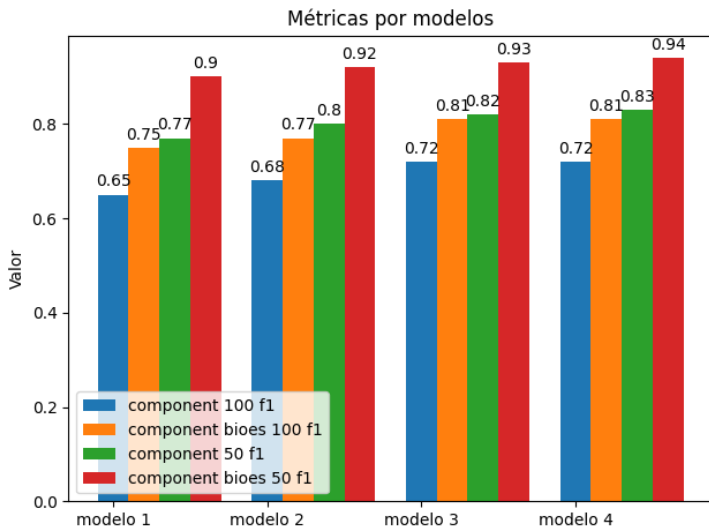
Modelos	POS	Char-CNN	Char-LSTM	Res	Norm	Densa
Modelo 1	×	×	×	×	×	×
Modelo 2	×	✓	✓	✓	✓	×
Modelo 3	✓	✓	✓	✓	✓	×
Modelo 4	✓	✓	✓	✓	✓	✓

Tabla: Variantes de arquitectura de los modelos de segmentación de UDA.

Selección del modelo de segmentación



Selección del modelo de segmentación



Selección del modelo de segmentación

Modelos	POS	Char-CNN	Char-LSTM	Res	Norm	Densa
Modelo 1	×	×	×	×	×	×
Modelo 2	×	✓	✓	✓	✓	×
Modelo 3	✓	✓	✓	✓	✓	×
Modelo 4	✓	✓	✓	✓	✓	✓

Tabla: Variantes de arquitectura de los modelos de segmentación de UDA.

Selección del modelo de segmentación

Corpus	Macro F1	<i>Accuracy</i>	100%F1	50%F1
Ensayos Argumentativos	0,56 / 0,82	0,77 / 0,89	0,72 / 0,81	0,83 / 0,94
CDCP	0,45 / 0,56	0,66 / 0,96	0,61 / 0,82	0,68 / 0,93
AbsTRCT	0,50 / 0,79	0,87 / 0,91	0,61 / 0,66	0,75 / 0,82

Tabla: Métricas del segmentador en su versión completa y BIOES.

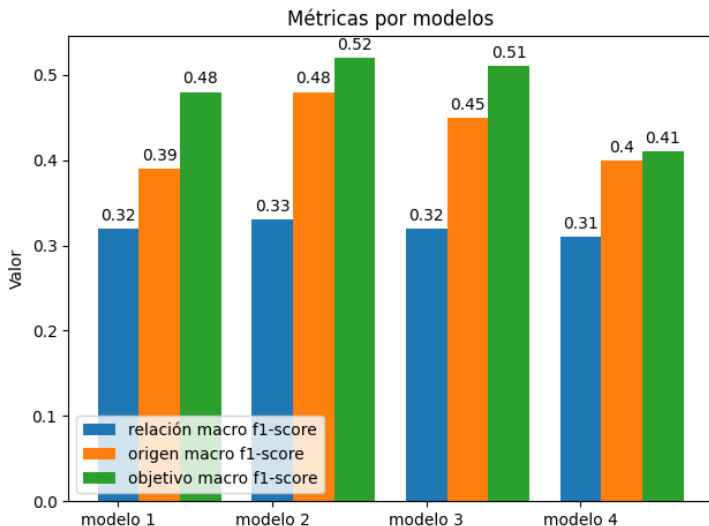
Selección del modelo de predicción de enlace

Selección del modelo de predicción de enlace

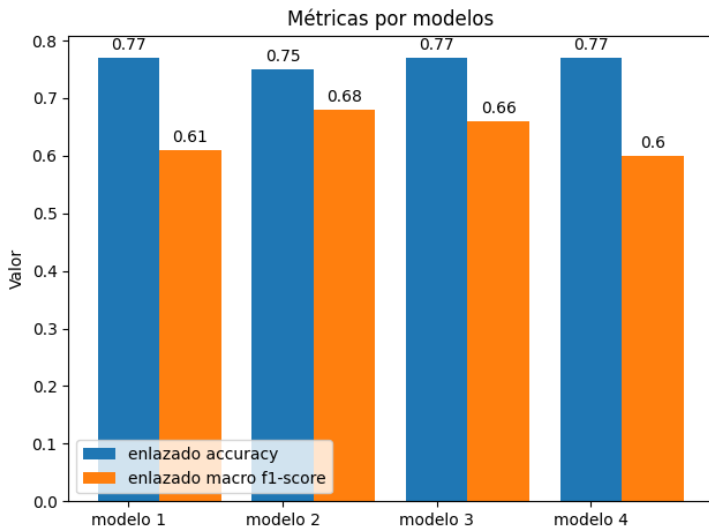
Modelos	Atención	Pooling	<i>Dropout</i>	T. de aprendizaje	Paciencia	Devolver mejores
Modelo 1	×	5	0,5	0,0015	10	✓
Modelo 2	×	10	0,1	0,003	5	×
Modelo 3	✓	1	0,1	0,003	5	×
Modelo 4	✓	1	0,5	0,0015	10	✓

Tabla: Variantes de arquitectura de los modelos de predicción de enlaces.

Selección del modelo de predicción de enlace



Selección del modelo de predicción de enlace



Selección del modelo de predicción de enlace

Modelos	Atención	Pooling	<i>Dropout</i>	T. de aprendizaje	Paciencia	Devolver mejores
Modelo 1	×	5	0,5	0,0015	10	✓
Modelo 2	×	10	0,1	0,003	5	×
Modelo 3	✓	1	0,1	0,003	5	×
Modelo 4	✓	1	0,5	0,0015	10	✓

Tabla: Variantes de arquitectura de los modelos de predicción de enlaces.

Selección del modelo de predicción de enlace

Corpus	Macro F1 Clasif.	Acc. Clasif.	Macro F1 Enlace	Acc. Enlace
Ensayos Argumentativos	0,33	0,57	0,68	0,75
CDCP	0,37	0,63	0,79	0,68
AbsTRCT	0,39	0,61	0,83	0,74

Tabla: Métricas de predicción de relaciones de las pruebas del predictor de enlace.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- AbsTRCT:

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- AbsTRCT:
 - Todas las UDAs son clasificadas como Premisa.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- AbsTRCT:
 - Todas las UDAs son clasificadas como Premisa.
 - Existen pocas relaciones extraídas.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- AbsTRCT:
 - Todas las UDAs son clasificadas como Premisa.
 - Existen pocas relaciones extraídas.
 - La precisión de las relaciones de *partial-attack* es baja.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- Ensayos Persuasivos:

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- Ensayos Persuasivos:
 - Mejora en cuanto a la variedad de las clasificaciones de las UDAs.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- Ensayos Persuasivos:
 - Mejora en cuanto a la variedad de las clasificaciones de las UDAs.
 - Posee problemas de segmentación en la que la UDA se queda incompleta.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- Ensayos Persuasivos:
 - Mejora en cuanto a la variedad de las clasificaciones de las UDAs.
 - Posee problemas de segmentación en la que la UDA se queda incompleta.
 - Posee una gran cantidad de falsos positivos en las relaciones.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- Ensayos Persuasivos:
 - Mejora en cuanto a la variedad de las clasificaciones de las UDAs.
 - Posee problemas de segmentación en la que la UDA se queda incompleta.
 - Posee una gran cantidad de falsos positivos en las relaciones.
 - No se encuentran relaciones de *attack* anotadas.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- CDCP:

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- CDCP:
 - Mejora en la segmentación (Las oraciones tienden a formar mejores UDAs en este tipo de texto).

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- CDCP:
 - Mejora en la segmentación (Las oraciones tienden a formar mejores UDAs en este tipo de texto).
 - Disminuye la cantidad de falsos positivos en las relaciones.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- CDCP:
 - Mejora en la segmentación (Las oraciones tienden a formar mejores UDAs en este tipo de texto).
 - Disminuye la cantidad de falsos positivos en las relaciones.
 - No posee una relación de ataque entre sus candidatos.

Experimentación

Se anotaron las Cartas a la Dirección del periódico Granma con los modelos entrenados en los diferentes conjuntos de datos para determinar el modelo que se ajusta a los datos, llegando a las siguientes consideraciones luego de analizar un subconjunto 15 pares de cartas seleccionadas:

- CDCP:
 - Mejora en la segmentación (Las oraciones tienden a formar mejores UDAs en este tipo de texto).
 - Disminuye la cantidad de falsos positivos en las relaciones.
 - No posee una relación de ataque entre sus candidatos.

Se selecciona este conjunto de datos para la anotación final de las Cartas a la Dirección

Resultados

Argument Mining

Pick input format



files



Corpus selection:



cdcp



Language selection



spanish



Upload file with texts to process:



Drag and drop file here

Limit 200MB per file • ZIP

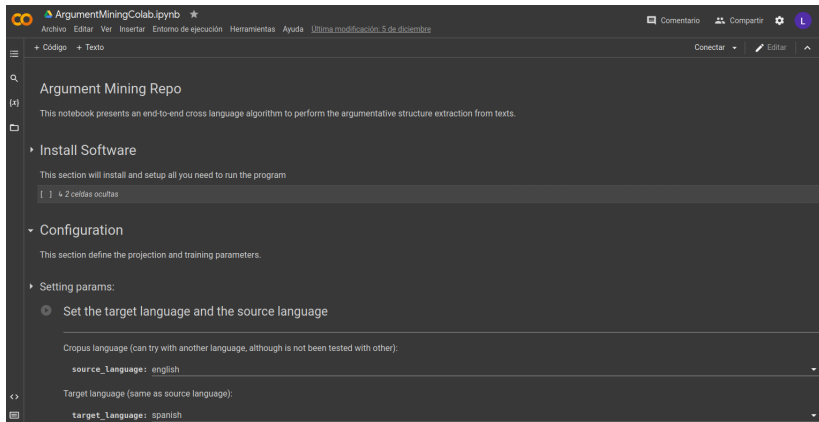
Browse files



testing.zip 2.1KB



Resultados



ArgumentMiningColab.ipynb

Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda Última modificación: 5 de diciembre

+ Código + Texto

Conectar Editar

Argument Mining Repo

This notebook presents an end-to-end cross language algorithm to perform the argumentative structure extraction from texts.

Install Software

This section will install and setup all you need to run the program

↳ 2 celdas ocultas

Configuration

This section define the projection and training parameters.

Setting params:

- Set the target language and the source language

Cropus language (can try with another language, although is not been tested with other):

source_language: english

Target language (same as source language):

target_language: spanish

Resultados

lexpo.brat/cdcp/2021-02-26|inconvenientes-con-tarjetas-de-combustible-en-monedas-nacionales.txt.conll.link.conll.ann

brat

1 Inconvenientes con tarjetas de combustible en moneda nacional Desde que se cambiaron las tarjetas de combustible para CUP , aparecieron varios inconvenientes .

2 No se admite la operación de rellenar ; el comprobante que emite el garaje rebaja dinero y no litros , como era antes .

3 No se sabe cuánto queda , lo que obliga al cliente a estar haciendo cuentas constantemente .

4 Otra odisea pasa cuando la bomba , después de marcar , no despacha : no se le puede volver a despachar , tiene que ver a la administración (si está ahí en ese momento) , si no , regresar al día siguiente para que se le acredite lo sucedido ; debe ir a Fin

5 Esto me sucedió en los garajes Acapulco y en 25 y G. Nuestro país cuenta con mucho personal calificado , capaz de resolver estos inconvenientes .

6 Espero , modestamente , que estos puedan resolverse .

7 Pensemos como país .

8 Tomás D. Pérez Chirino , calle 27 , No .

9 1009 (bajos) , e/ 8 y 10 , Plaza de la Revolución , La Habana .

Diagram illustrating the results of a Brat (Brat Rapid Annotation Tool) interface. The interface shows a document with 9 sentences, each with a corresponding annotation. The annotations are: 1. "fact" (green box), 2. "fact" (green box), 3. "fact" (green box), 4. "fact" (green box), 5. "evidencia" (purple box), 6. "evidencia" (purple box), 7. "evidencia" (purple box), 8. "fact" (green box), 9. "fact" (green box). The interface also displays a toolbar with various icons for document navigation and annotation management.

Conclusiones

- Se crean conjuntos de datos en español a partir de sus originales en inglés mediante la proyección de estos.

Conclusiones

- Se crean conjuntos de datos en español a partir de sus originales en inglés mediante la proyección de estos.
- Se obtiene un conjunto de datos de Cartas a la Dirección.

Conclusiones

- Se crean conjuntos de datos en español a partir de sus originales en inglés mediante la proyección de estos.
- Se obtiene un conjunto de datos de Cartas a la Dirección.
- Se presenta un software para la extracción y visualización de estructuras argumentativas.

Conclusiones

- Se crean conjuntos de datos en español a partir de sus originales en inglés mediante la proyección de estos.
- Se obtiene un conjunto de datos de Cartas a la Dirección.
- Se presenta un software para la extracción y visualización de estructuras argumentativas.
- Se etiquetan las estructuras argumentativas en las Cartas a la Dirección.

Recomendaciones

- Supervisar la anotación de las Cartas a la Dirección con las estructuras argumentativas por lingüistas.

Recomendaciones

- Supervisar la anotación de las Cartas a la Dirección con las estructuras argumentativas por lingüistas.
- Aplicar el uso de otros *embeddings*, como BERT, entrenados sobre el conjunto de datos extraído.

Recomendaciones

- Supervisar la anotación de las Cartas a la Dirección con las estructuras argumentativas por lingüistas.
- Aplicar el uso de otros *embeddings*, como BERT, entrenados sobre el conjunto de datos extraído.
- Proponer un modelo capaz de tomar en cuenta el contexto del texto completo para la predicción y clasificación de enlaces, por ejemplo *Graph Neural Networks*.

Extracción automática de argumentos en textos de opinión en la prensa cubana

Luis Ernesto Ibarra Vázquez

Universidad de La Habana

13 de diciembre del 2022

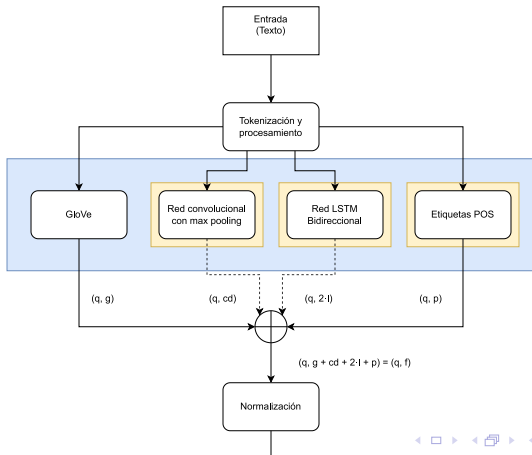


Preguntas del oponente

1. En el trabajo se utiliza GloVe y se menciona a BERT cómo una recomendación para mejorar la solución. ¿Qué impidió el uso de BERT en primera instancia?

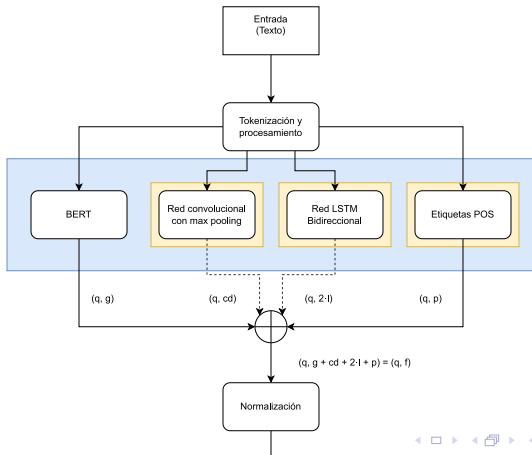
Preguntas del oponente

1. En el trabajo se utiliza GloVe y se menciona a BERT cómo una recomendación para mejorar la solución. ¿Qué impidió el uso de BERT en primera instancia?



Preguntas del oponente

1. En el trabajo se utiliza GloVe y se menciona a BERT cómo una recomendación para mejorar la solución. ¿Qué impidió el uso de BERT en primera instancia?



Preguntas del oponente

2. El paso del postprocesamiento de segmentación utiliza una serie de heurísticas. ¿Puede proponer una idea de solución a este paso que utilice un enfoque de aprendizaje automático?

Preguntas del oponente

2. El paso del postprocesamiento de segmentación utiliza una serie de heurísticas. ¿Puede proponer una idea de solución a este paso que utilice un enfoque de aprendizaje automático?

Caso correcto:

(O, O, B)

Preguntas del oponente

2. El paso del postprocesamiento de segmentación utiliza una serie de heurísticas. ¿Puede proponer una idea de solución a este paso que utilice un enfoque de aprendizaje automático?

Caso correcto:

(O, O, B)

(O, B, I)

Preguntas del oponente

2. El paso del postprocesamiento de segmentación utiliza una serie de heurísticas. ¿Puede proponer una idea de solución a este paso que utilice un enfoque de aprendizaje automático?

Caso correcto:

(O, O, B)

(O, B, I)

Caso incorrecto:

Preguntas del oponente

2. El paso del postprocesamiento de segmentación utiliza una serie de heurísticas. ¿Puede proponer una idea de solución a este paso que utilice un enfoque de aprendizaje automático?

Caso correcto:

(O, O, B)

(O, B, I)

Caso incorrecto:

(B, I, O)

Preguntas del oponente

2. El paso del postprocesamiento de segmentación utiliza una serie de heurísticas. ¿Puede proponer una idea de solución a este paso que utilice un enfoque de aprendizaje automático?

Caso correcto:

(O, O, B)

(O, B, I)

Caso incorrecto:

(B, I, O)

Casos posibles:

Preguntas del oponente

2. El paso del postprocesamiento de segmentación utiliza una serie de heurísticas. ¿Puede proponer una idea de solución a este paso que utilice un enfoque de aprendizaje automático?

Caso correcto:

(O, O, B)

(O, B, I)

Caso incorrecto:

(B, I, O)

Casos posibles:

(B, E, O)

(B, I, I)

(B, I, E)

Preguntas del oponente

3. ¿Cómo fue realizado el ajuste de hiperparámetros de los modelos propuestos durante la experimentación? ¿Tiene alguna recomendación sobre ese proceso para futuras investigaciones?

Herramientas para la optimización de hiperparámetros:

Preguntas del oponente

3. ¿Cómo fue realizado el ajuste de hiperparámetros de los modelos propuestos durante la experimentación? ¿Tiene alguna recomendación sobre ese proceso para futuras investigaciones?

Herramientas para la optimización de hiperparámetros:

- Ray Tune

Preguntas del oponente

3. ¿Cómo fue realizado el ajuste de hiperparámetros de los modelos propuestos durante la experimentación? ¿Tiene alguna recomendación sobre ese proceso para futuras investigaciones?

Herramientas para la optimización de hiperparámetros:

- Ray Tune
- Optuna

Preguntas del oponente

3. ¿Cómo fue realizado el ajuste de hiperparámetros de los modelos propuestos durante la experimentación? ¿Tiene alguna recomendación sobre ese proceso para futuras investigaciones?

Herramientas para la optimización de hiperparámetros:

- Ray Tune
- Optuna
- Hyperopt

Extracción automática de argumentos en textos de opinión en la prensa cubana

Luis Ernesto Ibarra Vázquez

Universidad de La Habana

13 de diciembre del 2022

